

<https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-1-91-116>

УДК 004.89:621.317.616

Методы и алгоритмы идентификации особых точек на снимках, полученных с бортового фотовидеорегистратора беспилотного летательного аппарата

И. Н. Горбачев¹, Р. А. Томакова¹✉, С. В. Коробков¹

¹ Юго-Западный государственный университет

ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: rtomakova@mail.ru

Резюме

Цель исследования – развитие методов управления беспилотными летательными аппаратами на основе анализа данных, поступающих из видеопотока.

Методы. Беспилотный летательный аппарат может потерять связь со спутниковой системой навигации, поэтому актуальной становится задача обеспечения его ориентирования с помощью бортового фотовидеорегистратора с обработкой данных на борту. Для этого используют особые точки на местности, при идентификации которых на снимке можно восстановить ориентирование летательного аппарата. Для поиска особых точек типа блоб на снимке предложен метод трансформации исходного изображения в изображение критериев, после пороговой обработки которого получают координаты блобов. Разработан метод трансформации исходного изображения в изображение критериев, заключающийся в определении корреляционных изображений. Для каждого корреляционного изображения определяется скалярный критерий идентификации блоба, позволяющий определять координаты особой точки на снимках, полученных с бортового фотовидеорегистратора.

Результаты. Для повышения точности определения координат блобов на снимках использовался агрегированный блоб из трех особых точек. Исследован алгоритм двухступенчатой идентификации координат агрегированного блоба, на первой ступени которого определяются координаты особых точек, наиболее близкие координатам вершин агрегированного блоба, а на второй ступени определяются координаты вершин треугольника, центр тяжести которого наиболее близок к центру тяжести агрегированного блоба. Алгоритмы поиска особых точек показали свою работоспособность при высоком уровне помех, моделируемых на изображении посредством гауссова шума и помех, связанных с отклонением летательного аппарата от заданного курса.

Заключение. Формирование агрегированного блоба с последующей многоступенчатой идентификацией позволяет повысить точность определения его координат, а также дает возможность фиксировать отклонение от курса летательного аппарата на участке двух смежных снимков и вводить соответствующие поправки в систему навигации.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат; особые точки типа блоб; алгоритм поиска особых точек на снимке с бортового фотовидеорегистратора; критерий уникальности пикселя изображения.

Финансирование: Исследования выполнены в рамках реализации программы развития ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» программы стратегического академического лидерства «Приоритет – 2030».

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Горбачев И. Н., Томакова Р. А., Коробков С. В. Методы и алгоритмы идентификации особых точек на снимках, полученных с бортового фотовидеорегастратора беспилотного летательного аппарата // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2025. Т. 15, № 1. С. 91–116. [https://doi.org/ 10.21869/2223-1536-2025-15-1-91-116](https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-1-91-116)

Поступила в редакцию 11.01.2025

Подписана в печать 07.02.2025

Опубликована 31.03.2025

Methods and algorithms for identifying special points in images obtained from an onboard photo video recorder of an unmanned aerial vehicle

Igor N. Gorbachev¹, Rimma A. Tomakova¹ ✉,
Sergey V. Korobkov¹

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya Str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: rtomakova@mail.ru

Abstract

The purpose of the research is to develop methods for controlling unmanned aerial vehicles based on the analysis of data coming from a video stream.

Methods. An unmanned aerial vehicle can lose contact with the satellite navigation system, so the task of ensuring its orientation using an onboard photo video recorder with onboard data processing becomes relevant. For this purpose, special points on the terrain are used, the identification of which in the picture allows restoring the orientation of the aircraft. To search for special points of the blob type in the picture, a method is proposed for transforming the original image into a criterion image, after threshold processing of which the coordinates of the blobs are obtained. A method has been developed for transforming the original image into a criterion image, which consists in determining correlation images. For each correlation image, a scalar blob identification criterion is determined, which allows determining the coordinates of a special point in pictures obtained from an onboard photo video recorder.

Results. To improve the accuracy of determining the coordinates of blobs in pictures, an aggregated blob of three special points was used. An algorithm for two-stage identification of coordinates of an aggregated blob is investigated. At the first stage, the coordinates of special points closest to the coordinates of the vertices of the aggregated blob are determined, and at the second stage, the coordinates of the vertices of the triangle whose center of gravity is closest to the center of gravity of the aggregated blob are determined. The algorithms for searching for special points have shown their efficiency at a high level of interference modeled in the image by means of Gaussian noise, as well as interference associated with the deviation of the aircraft from the specified course.

Conclusion. The formation of an aggregated blob with subsequent multi-stage identification allows for increasing the accuracy of determining its coordinates, and also makes it possible to record the deviation from the course of the aircraft in the area of two adjacent images and introduce appropriate corrections into the navigation system.

Keywords: unmanned aerial vehicle; special points of the blob type; algorithm for searching for special points on a photo from an onboard photo video recorder; criterion for the uniqueness of an image pixel.

Funding: The research was carried out within the framework of the development program of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Southwest State University" of the strategic academic leadership program "Priority – 2030".

Conflict of interest: The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Gorbachev I.N., Tomakova R.A., Korobkov S.V. Methods and algorithms for identifying special points in images obtained from an onboard photo video recorder of an unmanned aerial vehicle. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2025;15(1):91–116. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-1-91-116>

Received 11.01.2025

Accepted 07.02.2025

Published 31.03.2025

Введение

Мониторинг наземной обстановки посредством видеосъемки с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) является важным этапом обследования мест чрезвычайных ситуаций. Для ориентирования БПЛА в полете используются системы спутниковой связи, а также инерциальная система, в которую входят высотомер, гироскоп, акселерометр и магнитометр [1]. Однако модуль системы связи может потерять сигнал, в результате чего БПЛА теряет свою ориентацию в пространстве. Поэтому актуальной становится задача обеспечения ориентирования БПЛА с помощью бортового фотовидеорегистратора с обработкой данных на борту. Такой подход предполагает, что проведена аэроразведка территории предполагаемого полета БПЛА, в результате чего выделены на местности характерные объекты с привязкой их к карте местности и составлены таблицы азимутов для направлений от одного выделенного объекта к другому [2]. Характерные объекты, координаты которых используются для

системы навигации БПЛА, принято называть особыми точками или реперными точками. Таким образом, для обеспечения ориентировки БПЛА при отсутствии спутниковой связи необходимы алгоритмы поиска особых точек на снимках под углом 90 градусов к поверхности земли, поступающих от фотовидеорегистратора [3].

В настоящее время известно множество различных подходов к поиску объектов при мониторинге местности. Современные технологии, а также классические методы обработки изображений, обеспечивающие их улучшение и информативность, позволяют распознать объект интереса на достаточно большом расстоянии. Обнаружение аномальных объектов или особых точек на изображениях и видеопоследовательностях – это очень важная и востребованная область компьютерного зрения. Задачи такого плана возникают при поиске реперных точек в системе управления БПЛА или наземными роботами, при анализе видеоряда изображений анатомического органа в медицинской диагностике, поиске источника возгорания на спут-

никовых снимках, обнаружении лиц в системах контроля и наблюдения и т. д. [4; 5].

Считается, что фундаментальные исследования в этой области были начаты в 1981 г. с выходом работы Моравеца [6]. Особые точки каждый метод определяет по-своему, поэтому особой точкой будет считаться та точка, которую относит к особой алгоритм, реализующий соответствующий метод. Известно множество методов и алгоритмов для определения особых точек: методы, основанные на интенсивности изображения, методы, использующие контурный анализ, и методы, основанные на использовании модели с интенсивностью в качестве параметров. Среди множества методов поиска особых точек выделим два подхода [6; 7]. Методы, относящиеся к первому подходу, сначала применяют детектор признаков [8] для определения набора особых точек, а затем представляют фрагменты изображения вокруг этих точек, т. е. этот подход следует принципу «обнаружить, затем описать». Но этот подход имеет ряд недостатков, основным из которых является то, что претенденты на особые точки определяются на основе анализа локальных фрагментов изображения, что не позволяет сопоставлять изображения при различных масштабах и освещенности. В настоящее время чаще используют подход «описать и обнаружить». Методы, построенные на его основе, вычисляют

набор карт признаков, а затем эти карты признаков используются для вычисления дескрипторов, которые используются в качестве входного вектора обучаемого классификатора [9].

Для обнаружения особых точек используют детекторы, а для их описания используют дескрипторы, которые оценивают их позиции через описание окрестностей особых точек. В качестве окрестности особой точки изображения для большинства алгоритмов берётся прямоугольное окно, составляющее размер 5×5 пикселей. В качестве методов обнаружения особых точек наиболее известными являются детектор Моравеца, детектор Харриса, Фёрстнера и Гёлча, алгоритм SUSAN, алгоритм FAST, оператор Тряковица.

Входными данными дескриптора является изображение и набор особых точек, выделенных на заданном изображении. Выходом дескриптора является множество векторов – признаков для исходного набора особых точек. Необходимо отметить, что какие-то дескрипторы решают одновременно две задачи – поиск особых точек и построение описателей этих точек. Например, дескриптор SURF решает две задачи – поиск особых точек изображения и создание их дескрипторов. Обнаружение особых точек в SURF основано на вычислении детерминанта матрицы Гессе (гессиана) [10]:

$$H(f(x, y)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2.$$

Дескриптор представляет собой набор из 64 (либо 128) чисел в окрестности каждой особой точки. Эти числа отображают флуктуации градиента вокруг этой точки. Теоретически вычисление матрицы Гессе сводится к

нахождению фильтра Лапласиана-Гауссиана (свёртка фильтра с изображением). Дискретизированные фильтры для нахождения четырех элементов матрицы Гессе представлены на рисунке 1 (изображено только три фильтра, так как матрица Гессе симметрична и третий фильтр совпадает с четвертым). Фильтры имеют пространственный масштаб – 9×9 пикселей. Темные участки соответствуют отрицательным значениям фильтра, светлые – положительным.

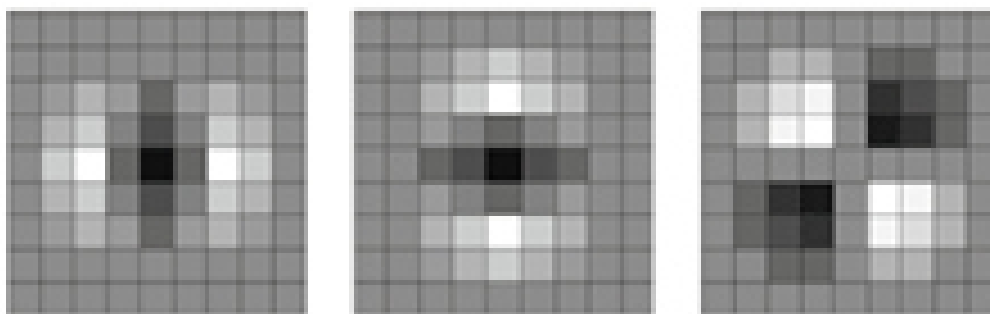


Рис. 1. Дискретизированные фильтры для нахождения элементов матрицы Гессе

Fig. 1. Discretized filters for finding the elements of the Hessian matrix

Для нахождения особых точек SURF ищет максимум гессиана в каждом пикселе изображения. Метод распознает как светлые точки на темном фоне, так и темные точки на светлом фоне. Гессиан инвариантен относительно вращения, но не инвариантен к масштабу. Поэтому SURF поочередно применяет различные масштабы фильтров к данному пикселу. Дополнительно к дескриптору заносится след матрицы Гессе. Эти компоненты необходимы, чтобы различать темные и светлые пятна. Для светлых точек на темном

фоне след отрицателен, для темных точек на светлом фоне – положителен. Гессиан не инвариантен относительно масштаба. Это значит, что для одного и того же пиксела гессиан может меняться при изменении масштаба фильтра. Решение этой проблемы только одно – перебирать различные масштабы фильтров и поочередно их применять к данному пикселу.

Для автоматического обнаружения блоков разных (неизвестных) размеров необходим многомасштабный подход [11; 12]. Согласно теории масштабного

пространства, обычный многомасштабный детектор пятен LoG может обнаруживать пятна разных масштабов, обнаруживая локальные экстремумы представления масштабного пространства LoG после операции LoG, нормализованной по масштабу, где масштаб обнаруженного пятна определяется выбором того, при котором предполагается максимальный отклик фильтра. Однако необходима постобработка обрезки пятен из-за того, что обнаруживается большое количество перекрывающихся пятен [13; 14]. Если размер (масштаб) Лапласиана «соответствует» размеру особой точки в виде пятна (блоба), то величина отклика Лапласиана достигает максимума в центре блоба. Характеристический размер блоба определяют путем свертки с Лапласианом в нескольких масштабах и нахождения максимального отклика.

Для обнаружения блобов, подверженных аффинному преобразованию, в [15] предложили аффинно-адаптированный двумерный детектор пятен для трехмерного поверхностного вывода на основе многомасштабного дескриптора структуры изображения, называемого оконной матрицей второго момента, которая вычисляется с адаптивным выбором как масштабных уровней, так и пространственных положений.

Еще одним широко используемым детектором-дескриптором, устойчивым к изменениям освещения и небольшим сдвигам, является дескриптор SIFT [16].

В этом детекторе-дескрипторе для достижения инвариантности дескрипторов относительно ориентации особой точки определяется основное (доминантное) направление градиентов пикселей окрестности. Вклад каждого пикселя взвешивается по гауссиану с центром в центре окрестности. После определения доминирующего направления в фрагменте изображения его поворачивают так, чтобы доминирующее направление градиентов градиента было направлено вверх. Обычно – сетка 4×4 пикселя, в каждой гистограмме восемь интервалов. Получим стандартную длину вектора-дескриптора – $128 = (4 \times 4 \times 8)$. Если локальных максимумов несколько, считают, что несколько точек с разной ориентацией.

В настоящее время для обработки и классификации изображений широко используются сверточные нейронные сети (СНС). Рассмотрим структуру СНС, выполняющую функции как детектора, так и дескриптора (рис. 2). Первым шагом метода является применение СНС с архитектурой CNN F к входному изображению I для получения трехмерного тензора $F = F(I)$, $F \in R^{h \times w \times n}$, где $h \times w$ – пространственное разрешение карт признаков, а n – количество каналов (количество ядер фильтров). Тензор F интерпретируется как набор векторов-дескрипторов:

$$d_{ij} = F_{ij}, d \in R^n, \quad (2)$$

где $i = 1, \dots, h$ и $j = 1, \dots, w$.

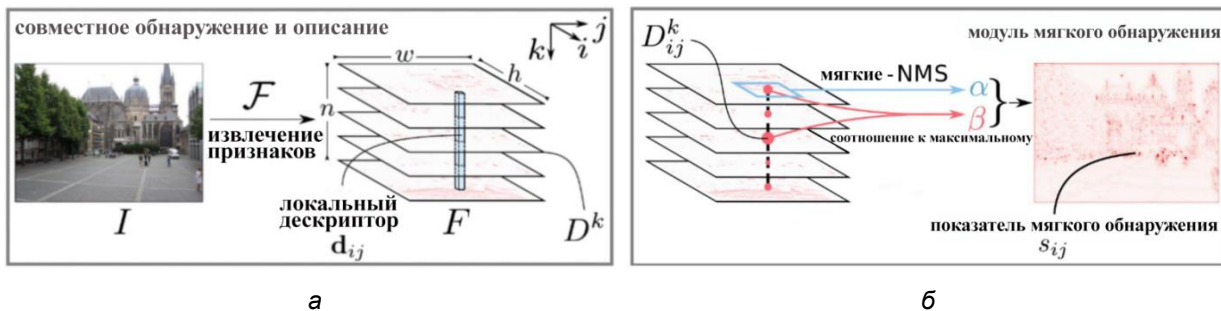


Рис. 2. Структура совмещенного детектора и дескриптора, выполненного на сверточной нейронной сети: *а* – локальные дескрипторы d_{ij} , получаемые путем обхода всех n карт признаков D^k в пространственной координате (i, j) ; *б* – работа детектора особой точки осуществляется путем выполнения нелокального максимального подавления на карте признаков с последующим немаксимальным подавлением по каждому дескриптору (во время обучения оценки обнаружения ключевых точек s_{ij} высчитываются из мягкой оценки локального максимального значения α и оценки отношения к максимуму на дескриптор β) [17]

Fig. 2. Structure of the combined detector and descriptor implemented on a convolutional neural network: *a* – local descriptors d_{ij} obtained by traversing all n feature maps D^k in the spatial coordinate (i, j) ; *b* – the keypoint detector operates by performing non-local maximum suppression on the feature map followed by non-maximum suppression for each descriptor (during training, keypoint detection scores s_{ij} are calculated from a soft estimate of the local maximum value α and an estimate of the ratio to the maximum per descriptor β) [17]

Эти векторы дескрипторов можно легко сравнить между изображениями, чтобы установить соответствия между особыми точками с использованием евклидова расстояния. На этапе обучения эти дескрипторы будут скорректированы таким образом, чтобы одни и те же точки на сцене создавали похожие дескрипторы, даже если изображения содержат сильные изменения внешнего вида.

Другая интерпретация 3D-тензора F – это набор 2D-дескрипторов D :

$$D^k = F_{::k}, D^k \in R^{h \times w}, \quad (3)$$

где $k = 1, \dots, n$.

В жесткой процедуре обнаружения признаков функция извлечения признаков F может рассматриваться как n различных функций детектора признаков D^k , каждая из которых создает 2D-карту детекторов D^k . Эти карты детекторов аналогичны картам детекторов SIFT или картам детектора углов Харриса [13].

В данном методе существует несколько карт детекторов D^k ($k = 1, \dots, n$), и обнаружение может происходить на любой из них. Поэтому условие обнаружения особой точки записывается:

(i, j) – обнаружена $\Leftrightarrow D^k_{ij}$ – это локальный максимум в D^k ,

$$k = \arg \max_t D^t_{ij}. \quad (4)$$

Интуитивно понятно, что для каждого пикселя (i, j) это соответствует выбору наиболее предпочтительного детектора D^k (выбор канала), а затем проверке, есть ли локальный максимум в позиции (i, j) на карте отклика этого конкретного детектора D^k .

Во время обучения жесткая процедура обнаружения, описанная выше, смягчается, чтобы быть пригодной для обратного распространения. Сначала определяют мягкую локальную максимальную оценку:

$$\alpha^k_{ij} = \frac{\exp(D^k_{ij})}{\sum_{i', j' \in N(i, j)} \exp(D^k_{i', j'})}, \quad (5)$$

где $N(i, j)$ – это набор из 9 соседних пикселей (i, j) (включая себя).

Затем определяют мягкий выбор канала, который вычисляет отношение к максимуму на дескриптор, который эмулирует подавление не максимума по каналам:

$$\beta_{ij}^k = D_{ij}^k / \max_t D_{ij}^t. \quad (6)$$

Далее, чтобы учесть оба критерия, максимизируют произведение обеих оценок по всем картам признаков k , чтобы получить единую карту оценок:

$$\gamma_{ij} = \max(\alpha_{ij}^k \beta_{ij}^k). \quad (7)$$

Если резюмировать этот подход, то мы должны иметь дескриптор особой точки для ее обнаружения этим методом, а также датасет особой точки, чтобы обучить СНС для ее обнаружения. Выбор же особой точки, как и соответствующий алгоритм ее обнаружения, остается за ЛПР.

Материалы и методы

Проблема поиска на изображении особых точек включает две задачи,

которые можно решать совместно или по отдельности. Первая задача связана с детектором особых точек. Она включает процедуры выбора особых точек и процедуру селекции особых точек. В такой постановке этой задачи особую точку можно не описывать, т. е. не искать ее дескрипторы, а удовлетвориться только ее координатами. Но чаще всего дескрипторы находить все-таки приходится, так как после определения особой точки необходимо либо ее классифицировать, либо определить ее статус в качестве реперной, что тоже требует ее описание с целью поиска ее на других снимках видеопотока.

Вторая задача, вытекающая из этой проблемы, – это поиск на изображении области или фрагмента заданного класса. Обычно в особые точки делят на «углы», «капли», «блобы». В настоящем исследовании рассматриваются особые точки только класса «блоб», под которыми понимают области определенного размера, которые выделяются на снимке своей яркостью или формой. На рисунке 3 представлены примеры блобов на снимке из видеоряда.

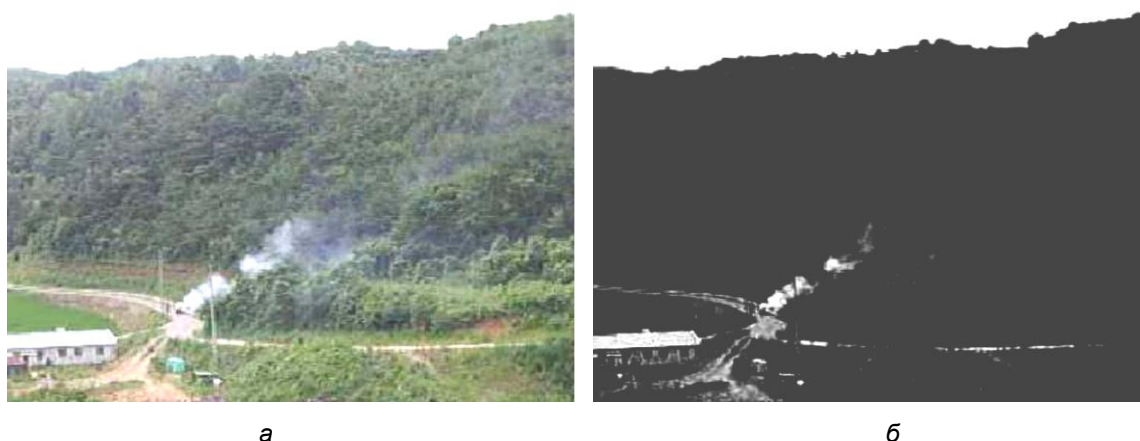


Рис. 3. Пример снимка из видеоряда с особыми точками класса «блоб»: а – исходное цветное изображение; б – полутоновое изображение

Fig. 3. Example of a snapshot from a video sequence with special points of the “blob” class: а – the original color image; б – grayscale image

На первом снимке (а) представлен исходный снимок. В качестве блобов здесь можно выделить крышу здания, дорогу и дым, (б) – показаны эти особые точки в формате полутонового изображения.

При работе с блобами необходимо решить две задачи. Первая задача – это выбор самого блоба. Эту задачу часто возлагают на лицо, принимающее решение (ЛПР). Однако очень часто реперную точку приходится выбирать в автоматическом режиме при переходе БПЛА в автономный режим полета [18]. Вторая задача – поиск блоба на снимках видеоряда. В данной работе мы остановимся на решении второй задачи, полагая, что сам блоб уже выбран.

В качестве примера рассмотрим снимок с видеоряда, полученного от

видеокамеры БПЛА при мониторинге распространения ландшафтного пожара (рис. 4, а). Анализ снимка показывает, что выбор реперной точки весьма сложен. Здесь стоит обратить внимание на объекты, остающиеся после на выжженном участке поверхности. Они достаточно крупные, что позволяет использовать их в качестве блобов, однако на снимке их много, и они расположены в хаотическом порядке, что затрудняет их идентификацию на других снимках видеоряда. Поэтому целесообразно выбрать несколько близко отстоящих объектов и связать их геометрической фигурой. На рисунке 4, б показан фрагмент снимка, на котором выделены три объекта, которые можно рассматривать как вершины треугольника.



Рис. 4. Обнаружение блоба на снимке видеоряда мониторинга распространения ландшафтного пожара: а – исходный снимок из видеоряда мониторинга распространения ландшафтного пожара; б – фрагмент с блобом, определенным по этому снимку

Fig. 4. Blob detection in a snapshot of a landscape fire propagation video sequence: а – the original snapshot from a landscape fire propagation video sequence; б – a fragment with a blob identified from this snapshot

Получив блоб в виде треугольника, мы автоматически получаем алгоритм описания его дескрипторов, а также упрощаем поиск его на соседних снимках. При поиске блоба на снимке

обратим внимание на особенность блобов на снимках данного ландшафтного пожара. Все они имеют тень, которая имеет хорошо выраженное темное пятно у всех объектов, входящих в блоб.

Поэтому целесообразно иметь дело с дополненным изображением, матрица которого вычисляется согласно формуле

$$AI = B - A, \quad (8)$$

где A – матрица исходного изображения; AI – матрица дополненного изображения, $b_{i,j} = 255 \quad \forall i, j$.

Результаты обработки изображения (рис. 4, б) представлены ниже (рис. 5).

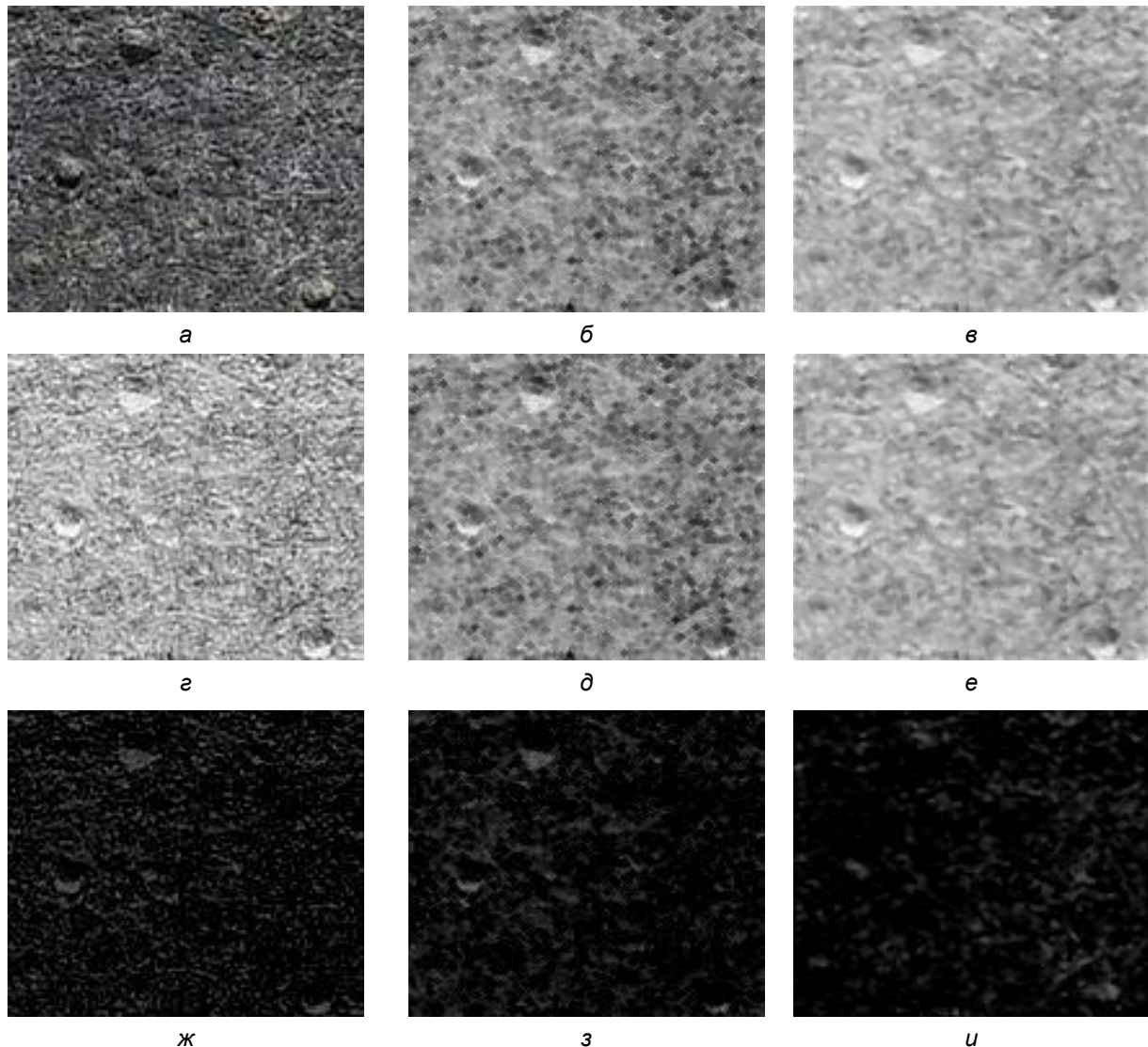


Рис. 5. Последовательность формирования дополненных изображений после различных видов предварительной обработки: *а* – исходное изображение, полученное на рисунке 4, б; *б* – результат применения операции дилатации к исходному изображению; *в* – результат медианной фильтрации изображения с морфологической операцией дилатация; *г* – результат дополнения к изображению *а*; *д* – результат дополнения к изображению *б*; *е* – результат дополнения к изображению *в*; *ж* – результат после удаления постоянной составляющей для изображения *г*; *з* – результат после удаления постоянной составляющей для изображения *д*; *и* – результат после удаления постоянной составляющей для изображения *е*

Fig. 5. The sequence of augmented images formation after various types of preprocessing: *a* – the original image obtained in figure 4, б; *б* – the result of applying the dilation operation to the original image; *в* – the result of median filtering of the image with the morphological operation dilation; *г* – the result of addition to image *a*; *д* – the result of addition to image *б*; *е* – the result of additions to image *в*; *ж* – the result after removing the constant component for image *г*; *з* – the result after removing the constant component for image *д*; *и* – the result after removing the constant component for the image *е*

Верхний ряд из трех изображений показывает, слева направо, само изображение (рис. 4, б) и его изображения после дилатации и медианной фильтрации. Дополненное изображение для изображений верхнего ряда показаны в среднем ряду. В нижнем ряду показаны изображения среднего ряда после удаления постоянной составляющей.

Анализируя изображения в двух последних рядах рисунка 5, можем сделать заключение, что зрительный анализатор может выделить блок на всех изображениях в соответствии с априорной информацией о структуре блока. Но для компьютерной программы обнаружения блока нужен критерий, в соответствии с которым она отнесет точку (пиксель)-претендент к классу блок / не блок. Отметим, что такая же проблема стоит и при выборе блока на изображении.

Чтобы найти особую точку на снимке, необходимо априорно определить характеристику ее уникальности, а также ее размеры. По определению

особая точка должна выделяться на снимке своими уникальными характеристиками. Основная характеристика – это ее яркость. Однако на снимке может быть множество сегментов с высокой яркостью, что вызывает необходимость выбора или оптимизации.

Для принятия решений по выбору особой точки примем следующее правило. Выберем на изображении S размером $N \times M$ в координате (i, j) окно размером $K \times L$. Определим свертку этого окна с исходным изображением S . В результате получим новое изображение SS . Учитывая, что, по существу, мы определяем корреляционную функцию в окне, то наиболее ярким пикселем на изображении $SS_{i1,j1}$ будет пиксель с координатами $(i1, j1)$. Однако возможна ситуация, когда таких пикселей будет много, или будут пиксели, в которых яркость выше, чем у пикселя $(i1, j1)$. В качестве критерия уникальности пикселя $(i1, j1)$ вводим следующий критерий:

$$\vartheta_{i1,j1} = \frac{\sum_{\xi1 \in n, \varsigma1 \in m} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1)}{2 \cdot \sum_{\xi1 \in (N-K), \xi1 \in (M-L)} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1) - \sum_{\xi1 \in n, \varsigma1 \in m} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1) + 1}, \quad (9)$$

где $\sum_{\xi1 \in (N-K), \varsigma1 \in (M-L)} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1)$ – энергия изображения $SS_{i1,j1}$; $\sum_{\xi1 \in n, \varsigma1 \in m} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1)$ – энергия изображения $SS_{i1,j1}$ в окне размером $n \times m$ с центром в пикселе с координатами $(i1, j1)$; $SS(i1, j1)$ – яркость пикселя изображения SS в координате $(i1, j1)$.

Размер окна $n \times m$ на изображении SS , а также его соотношение с размером окна $K \times L$ на изображении S подбирается для каждой конкретной задачи. В частном случае область $n \times m$ может быть уменьшена до одного пикселя и тогда формула (8) примет вид

$$\vartheta_{i1,j1} = \frac{SS_{i1,j1}^2(i1, j1)}{2 \cdot \sum_{\xi1 \in (N-K), \xi1 \in (M-L)} SS_{i1,j1}^2(\xi1, \varsigma1) - SS_{i1,j1}^2(i1, j1) + 1}. \quad (10)$$

Множитель 2 перед первым слагаемым в знаменателях (9) и (10) позволяет установить верхнее предельное значение критерия равным единице, при его нижнем значении равном нулю.

Учитывая, что особая точка может характеризоваться не только максимальной яркостью, но и минимальной яркостью, то для того, чтобы критерий (9) работал и в этом случае, необходимо из исходного изображения вычесть постоянную составляющую яркости и работать как с положительными, так и с отрицательными отсчетами яркости.

На рисунке 6 представлена схема алгоритма формирования критерия (9) для выделения особой точки в виде блоба. Перед поиском блоба на изображении S из этого изображения вычитается среднее значение яркости. В итоге мы получаем отрицательные отсчеты яркости, и тогда критерий (9) не зависит от того, каким образом представлен блоб: либо светлым пятном, либо темным пятном. Процедура смещения уровня яркости изображения S выполняется в блоках 1 и 2. В блоке 3 задаются размеры ядра фильтра свертки. Ядро размером $K \times L$ используется для определения корреляции элементов изображения, попавших в маску ядра G , с элементами самого ядра G . Таким образом, цель алгоритма состоит в определении изображения SS , элементами которого являются свертки изображения S с ядрами $G_{il,jl}$, полученными в $K \times L$ – окрестности пикселя (il,jl) изображения S , т. е., для (il,jl) -го пикселя изображения SS можем записать

$$SS_{il,jl} = S * G_{il,jl}. \quad (11)$$

Для формирования ядер $G_{il,jl}$ в схеме алгоритма используются блоки 6,

7, 8. В общем случае формируется $(N-K)(M-L)$ ядер, что обеспечивается циклами, организованными блоками 4 и 5.

В циклах, организованных блоками 9 и 10, формируются элементы изображения SS согласно формуле (9). Непосредственно свертка (11) вычисляется в блоке 11, а в блоке 12 осуществляется ее нормирование по размеру окна. После вычисления всех сверток ядра $G_{il,jl}$ с изображением S вычисляется по формуле (9) элемент (il,jl) изображения критериев Θ (блок 13).

Таким образом, элементами изображения Θ являются критерии (9), вычисленные для изображений, полученных в результате сверток изображения S с ядрами G , полученными на том же изображении. После получения изображения Θ оно бинаризируется на уровне порога, который задается в блоке 14. Перевод изображения Θ в бинарное осуществляется в блоке 15. ЛППР может сам анализировать полученное в блоке вывода 16 бинарное изображение или направить его на очередную ступень интеллектуальной обработки.

Для получения изображения критериев (блок 13, рис. 6) предлагается алгоритм, представленный ниже (рис. 7). Алгоритм иллюстрирует только вычисление одного пикселя (координаты il,jl) изображения критериев. Остальные пиксели определяются по тому же алгоритму, меняются только корреляционные изображения в блоке 1, который осуществляет ввод изображения, на основе которого вычисляется критерий (9). В блоке 2 вводится размер окна для вычисления критерия, а блоки 3–6 вычисляют «энергию» корреляционной матрицы, которая является слагаемым в знаменателе формулы (9) и (10).

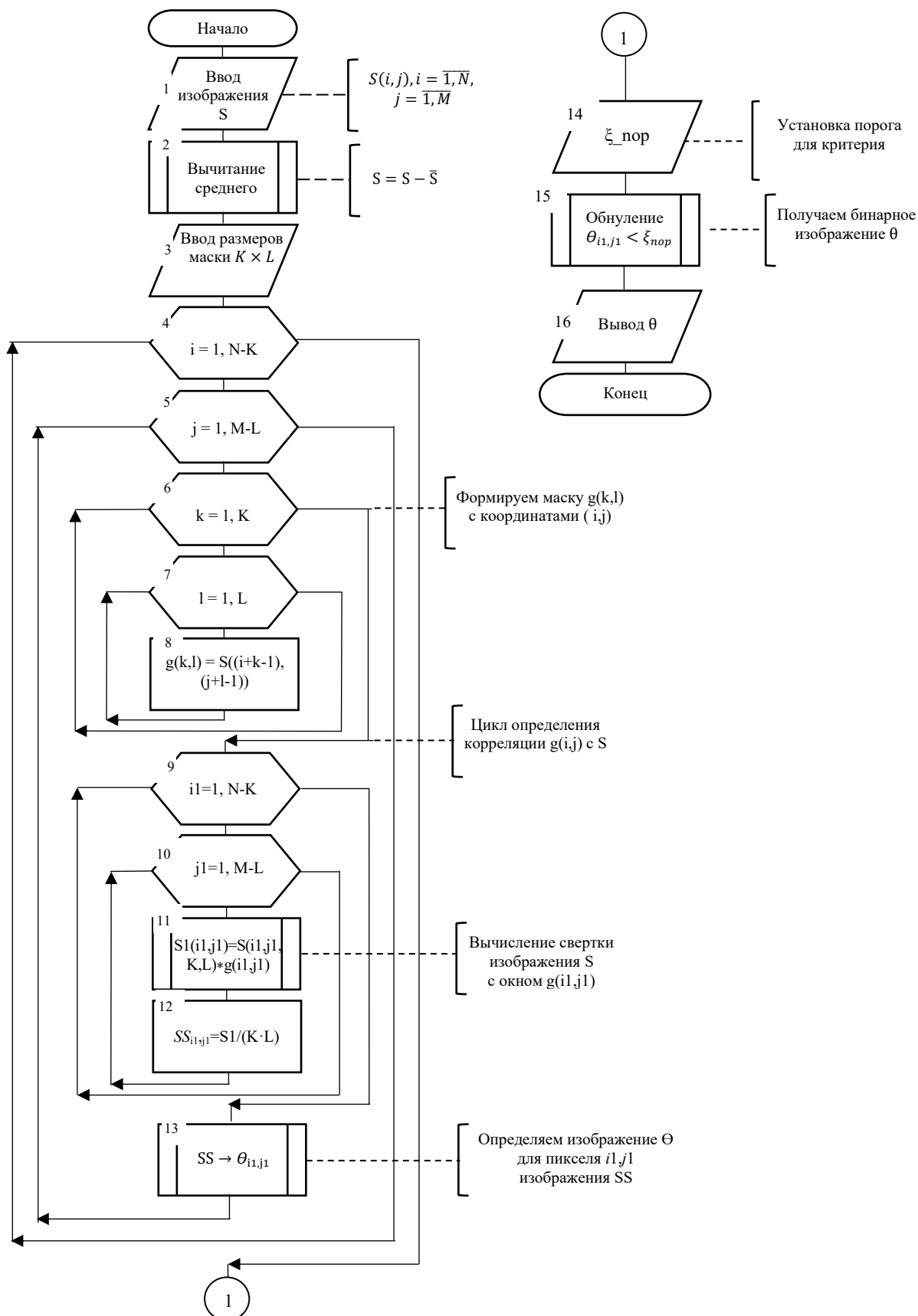


Рис. 6. Схема алгоритма формирования критериев блоков

Fig. 6. Scheme of the algorithm for forming blob criteria

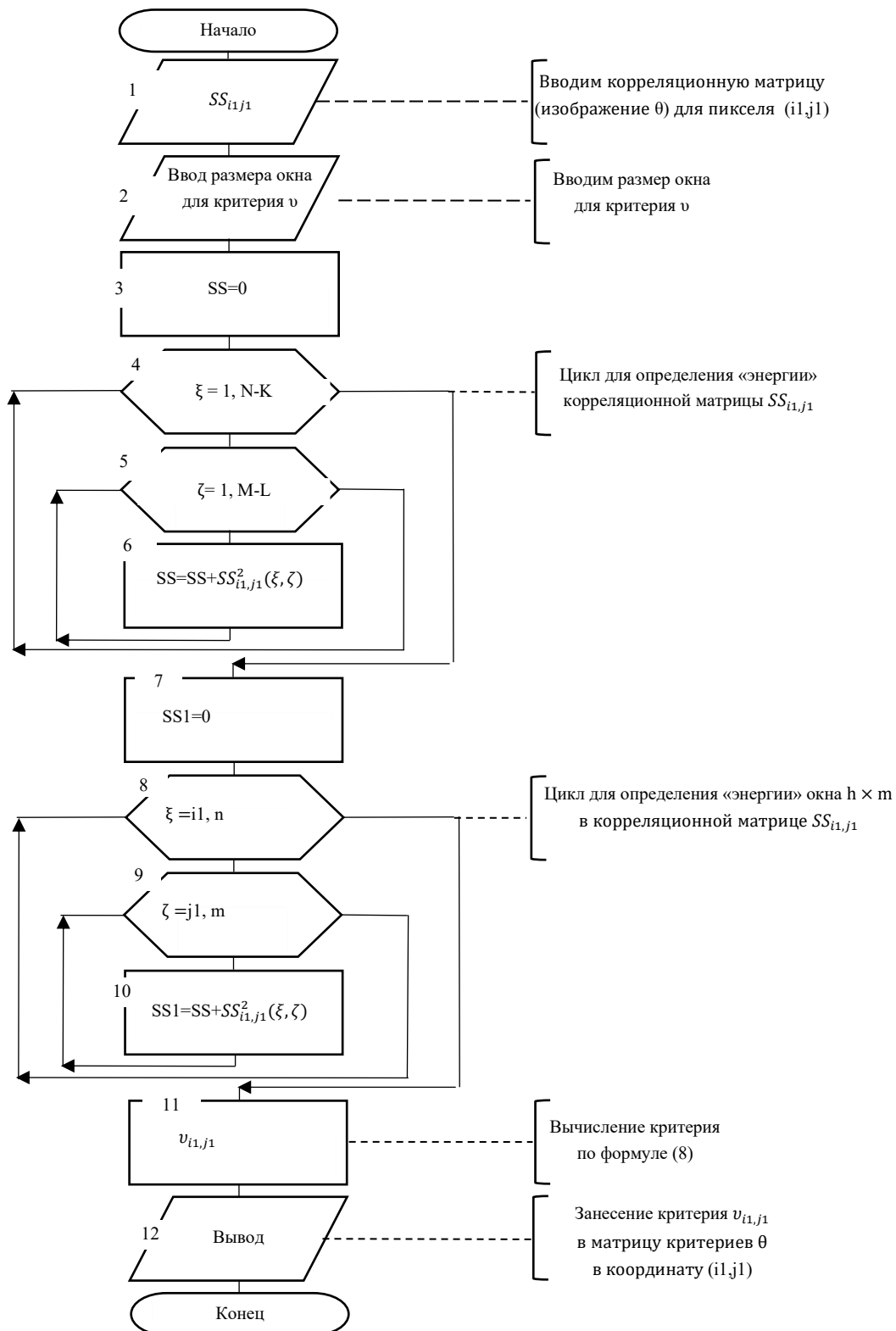


Рис. 7. Схема алгоритма вычисления отсчета матрицы критериев

Fig. 7. Scheme of the algorithm for calculating the matrix of criteria

Для вычисления «энергии» в окне с координатами $i1, j1$ используем блоки 7–11. Циклы в блоках 8 и 9 организуют

сканирование окна $n \times m$ с центром в координате $i1, j1$, а в блоке 10 осуществляется накопление квадратов отсчетов

изображения, попавших в окно. В блоке 11 вычисляется отсчет матрицы-критериев в координате $i1, j1$ по формуле (8).

Результаты и их обсуждение

В качестве примера рассмотрим поиск блока на перекрывающихся изображениях, полученных с бортового фото-видеорегистратора БПЛА. Пример таких изображений представлен ниже (рис. 8).

Будем полагать, что блок-эталон уже выделен и его координаты представлены в виде координат вершин его образующего треугольника: A , B и C (рис. 9). Задача состоит в нахождении координаты блока на следующем снимке из примера смежных снимков, представленных на рисунке 8, полагая, что БПЛА пролетел расстояние d .



Рис. 8. Смежные снимки видеоряда мониторинга пожарной обстановки

Fig. 8. Adjacent images of the video sequence of fire situation monitoring

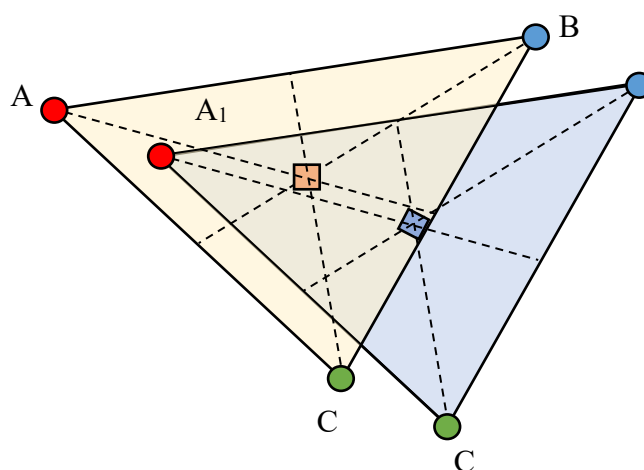


Рис. 9. Схемы блока-эталона, представленного в виде трех особых точек на двух смежных снимках

Fig. 9. Schemes of the blob-standard, presented as three special points on two adjacent images

Для определения допустимого расстояния d между центрами проекций рассмотрим схему формирования проекций агрегированного блока, представленную ниже (рис. 10). Полагаем, что БПЛА перемещается вдоль отрезка SS_1 с постоянной скоростью v на постоянной высоте H . Угол зрения видеокамеры равен 60° .

Рассматриваем все координаты точек в одномерном пространстве на оси x , которая лежит на подстилающей поверхности. Полагаем, что высота особых

точек агрегированного блока равна нулю. Согласно схеме (рис. 10), отрезок $M_1M_2 = d_1 - O_1M_2$ определяет размер области перекрытия снимков. Размер снимка $2d_1 = 2 \cdot H \cdot \operatorname{tg} 30^\circ$, откуда можем определить время на обработку снимка: $t = d/v$, и расстояние OM_1 , которое определяет размер неперекрывающейся области двух снимков.

Рассмотрим схему алгоритма определения координат агрегированного блока (рис. 11).

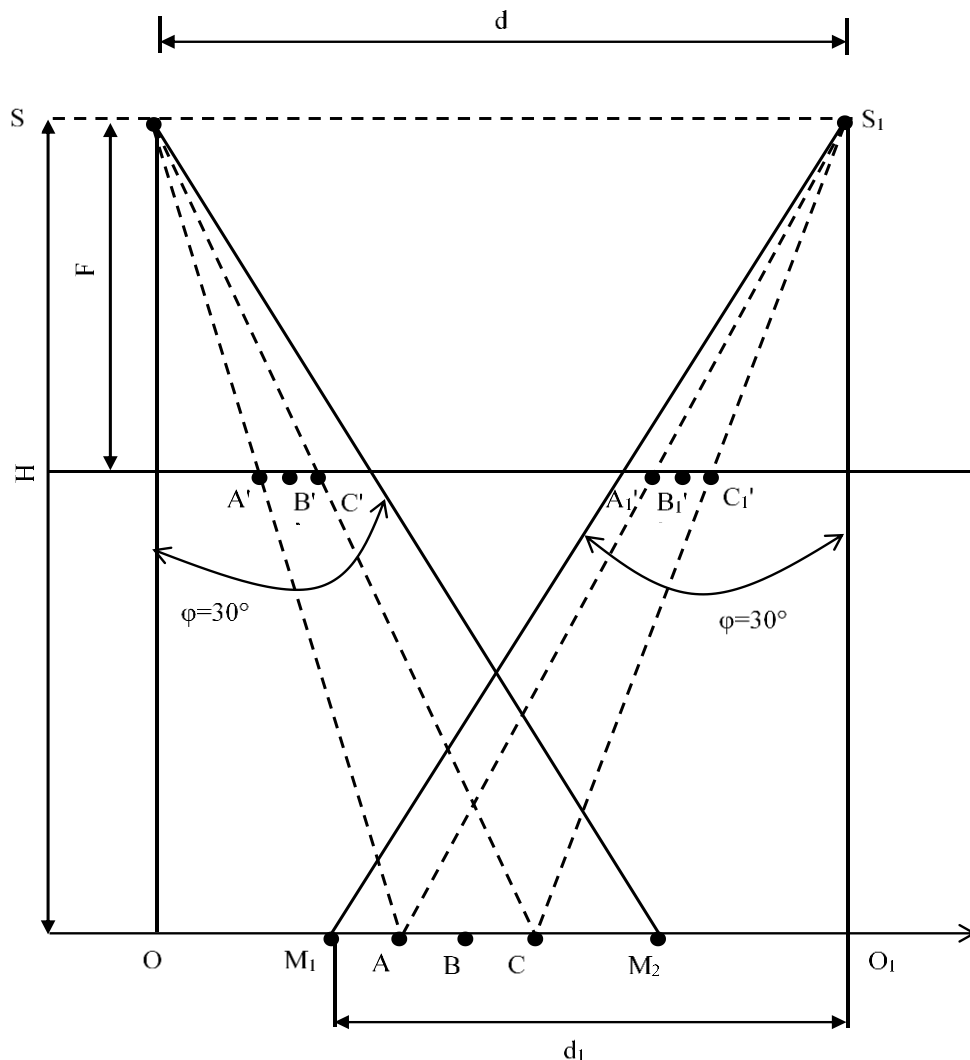


Рис. 10. Схема для определения минимального расстояния d между центрами проекций S и S_1 на смежных снимках

Fig. 10. Scheme for determining the minimum distance d between the centers of projections S and S_1 on adjacent images

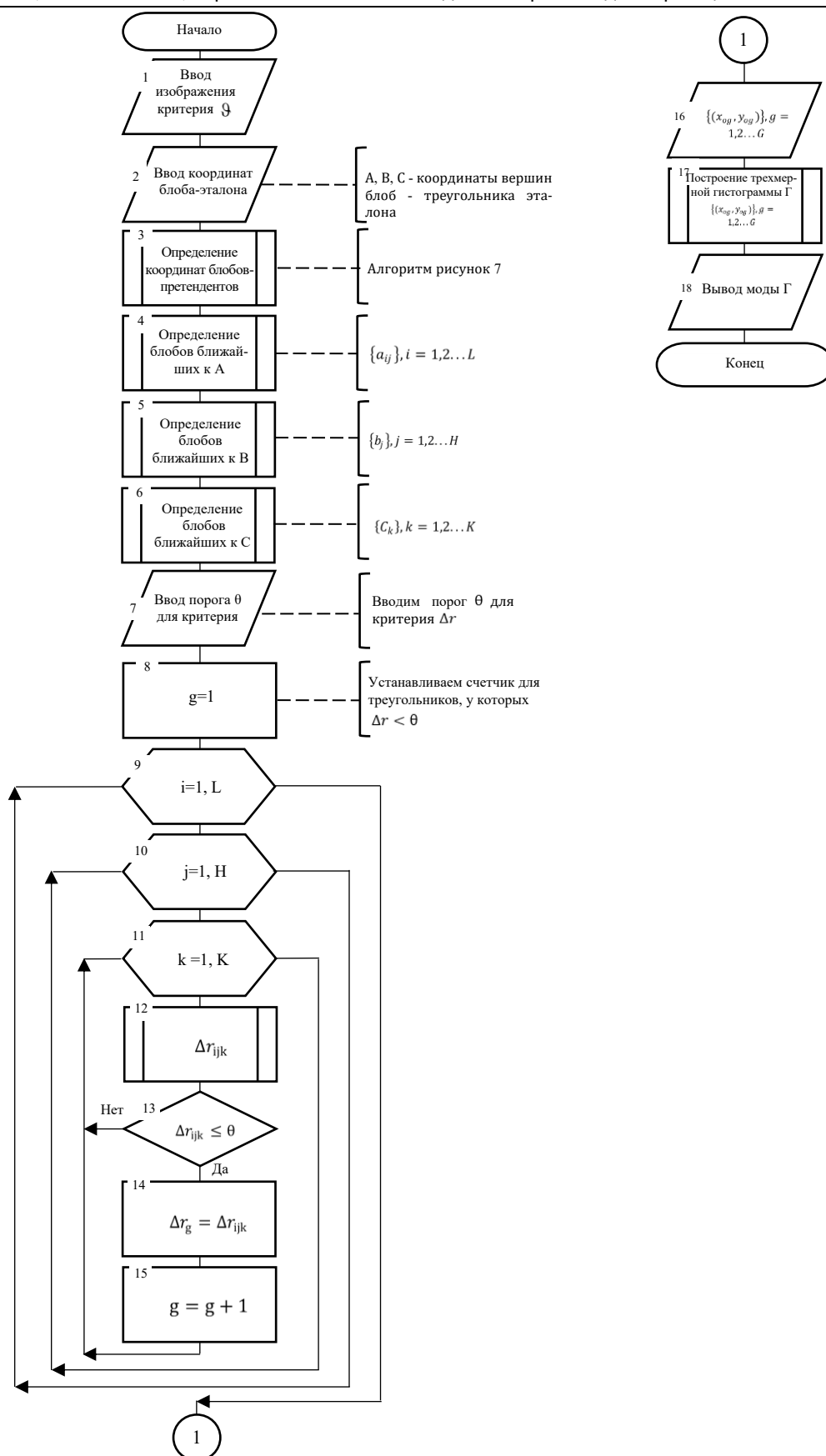


Рис. 11. Схема алгоритма поиска координат агрегированного блока

Fig. 11. Scheme of the algorithm for searching the coordinates of an aggregated blob

В качестве исходной информации для этого алгоритма используют изображение критериев, определенное согласно алгоритму, схема которого представлена на рисунке 6. Последовательность этапов выполнения алгоритма рисунок 11 проиллюстрируем фрагментами изображений, формируемых из изображения на рисунке 4, б.

На рисунке 12, а показан фрагмент с агрегированным блобом, представленным на рисунке 4, а. Изображение искусственно зашумлено гауссовским шумом, среднее квадратическое отклонение (СКО) этого фрагмента составляет 50 [19]. На рисунке 12, б показано изображение критериев, соответствующее этому фрагменту.

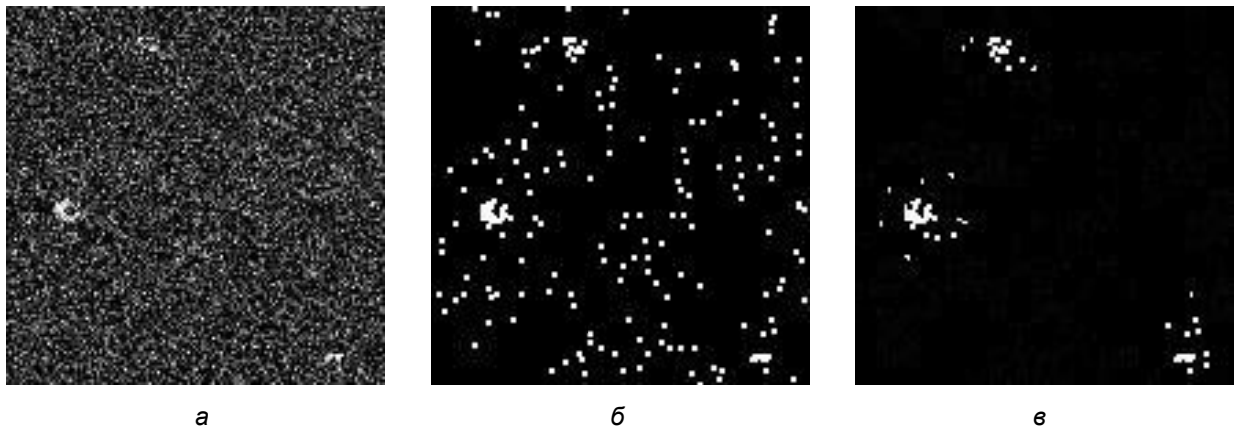


Рис. 12. Иллюстрация этапов поиска координат агрегированного блоба: а – фрагмент зашумленного изображения с агрегированным блобом; б – промежуточный результат применения критериев, соответствующего фрагменту; в – окончательный результат применения критериев, соответствующего фрагменту изображения

Fig. 12. Illustration of the stages of searching for the coordinates of an aggregated blob: а – a fragment of a noisy image with an aggregated blob; б – the intermediate result of applying the criteria corresponding to the fragment; в – the final result of applying the criteria corresponding to the image fragment

Как видно из этого изображения (рис. 12), имеет место достаточно много точек-пикселей, претендующих на координаты особых точек агрегированного блоба. Для их фильтрации воспользуемся тем, что координаты агрегированного блоба выбраны на предшествующем снимке. Если известно расстояние

d , которое пролетел БПЛА между этими двумя снимками, и агрегированный блоб еще «виден» на текущем снимке, то, учитывая, что координаты на местности агрегированного блоба и высота полета не изменялись, можем вычислить координаты агрегированного блоба на текущем снимке [20]:

$$\left. \begin{aligned} x &= x_0 - f \frac{a_{11}(X - X_S) + a_{21}(Y - Y_S) + a_{31}(Z - Z_S)}{a_{13}(X - X_S) + a_{23}(Y - Y_S) + a_{33}(Z - Z_S)} \\ y &= y_0 - f \frac{a_{12}(X - X_S) + a_{22}(Y - Y_S) + a_{32}(Z - Z_S)}{a_{13}(X - X_S) + a_{23}(Y - Y_S) + a_{33}(Z - Z_S)} \end{aligned} \right\}, \quad (12)$$

где (XYZ) – координаты центра треугольника на местности; (xy) – координаты центра треугольника на снимке, (x_0y_0) – координаты центра проекции на снимке; $(X_sY_sZ_s)$ – координаты центра проекции на местности; f – фокусное расстояние съемочной камеры; a_{ij} – направляющих косинусов, которые при съемке в надир принимают значения: $a_{11} = 1$, $a_{12} = 0$, $a_{13} = 0$, $a_{21} = 0$, $a_{22} = 1$, $a_{23} = 0$, $a_{31} = 0$, $a_{32} = 0$, $a_{33} = 1$.

Полагая, что высота блока на местности равна нулю, то в этом простейшем случае система уравнений (12) примет следующий вид:

$$\left. \begin{aligned} x &= x_0 + f \frac{(X - X_s)}{Z_s} \\ y &= y_0 + f \frac{(Y - Y_s)}{Z_s} \end{aligned} \right\}. \quad (13)$$

Эти расчеты осуществляются в блоке 3 алгоритма рисунок 9. Отметим, что вычисление этих координат предполагает прямолинейный полет БПЛА. Наличие ветра и воздушных ям приводит к отклонению БПЛА от заданного курса, что вносит дополнительные погрешности при определении координат особых точек.

Если предположить, что полет происходит строго вдоль координаты X , а $(X_{s0}Y_{s0})$ – координаты центра проекции на местности на предшествующем снимке, причем $Y_{s0} = Y_s$, то (12) примет вид

$$\left. \begin{aligned} x &= x_0 + f \frac{(X - X_{s0} + d)}{Z_s} \\ y &= y_0 + f \frac{(Y - Y_s)}{Z_s} \end{aligned} \right\}, \quad (14)$$

а предшествующие значения координаты X определяем по формуле

$$\left. \begin{aligned} X &= X_{s0} + Z_s \frac{(x - x_0)}{f} \\ Y &= Y_{s0} + Z_s \frac{(y - y_0)}{f} \end{aligned} \right\}. \quad (15)$$

Учитывая вышеприведенные факты, в блоках 4, 5 и 6 алгоритма (рис. 11) для каждого блока, входящего в состав агрегированного блока, определяют множество координат. Для их селекции используют вычисленные ожидаемые координаты блоков и ожидаемые погрешности их определения. Результат такой селекции представлен на рисунке 12, в. В результате селекции получаем множества координат особых точек, которые определяют вершины треугольника ABC, соответствующего агрегированному блоку:

$$\left. \begin{aligned} \{a_i\}, \quad i &= 1, 2 \dots L; \quad \{b_j\}, \quad j = 1, 2 \dots H; \\ \{c_k\}, \quad k &= 1, 2 \dots K. \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

На этом заканчивается первый этап селекции координат агрегированного блока. Второй этап селекции основан на том, что блоки, входящие в агрегированный блок, жестко связаны между собой. Поэтому мы можем зафиксировать точку внутри периметра треугольника ABC, координаты которой также априорно известны, и из всех формируемых множествами (16) треугольников выбрать наиболее подходящий по определенному критерию. В качестве такой точки можно использовать либо координаты центра вписанной в треугольник окружности, либо координаты центра тяжести треугольника. В данной работе

использовались координаты центра тяжести треугольника.

Для определения критерия воспользуемся формулой, определяющей расстояние между прогнозируемым центром тяжести и центром тяжести треугольников, построенным по множествам координат вершин (16):

$$\Delta r_g = \sqrt{(x_u - x_{ug})^2 + (y_u - y_{ug})^2}, \quad (17)$$

где (x_u, y_u) – координаты центра тяжести агрегированного блока-эталона; (x_{ug}, y_{ug}) – координаты центров тяжести треугольников, образованных из множества вершин (16).

Если (17) не превышает значение порога θ , то данная триада остается в качестве претендента на координаты агрегированного блока. Величина порога вводится в блоке 7. В блоке 8 устанавливаем счетчик триад, которые прошли пороговую отсечку θ . Формирование

треугольников из множеств (16) осуществляют блоки 9, 10 и 11. В блоке 12 определяется критерий (17). Критерий (17) определяется по правилу определения центра тяжести треугольника, т. е.

$$x_{ug} = \frac{x_i + x_j + x_k}{3}, \quad y_{ug} = \frac{y_i + y_j + y_k}{3}, \quad (18)$$

где векторы $a(x_i, y_i)$, $b(x_j, y_j)$, $c(x_k, y_k)$ определяют соответствующие координаты вершин треугольников.

Если критерий (17) не превышает пороговый, то соответствующая триада вершин треугольника попадает в пул координат-претендентов агрегированного блока и ей присваивается соответствующий индекс g (блок 15). В блоке 16 можем вывести это множество и построить по нему трехмерную гистограмму (блок 17) [21]. На рисунке 13 представлена такая гистограмма, построенная для изображения рисунок 12, в.

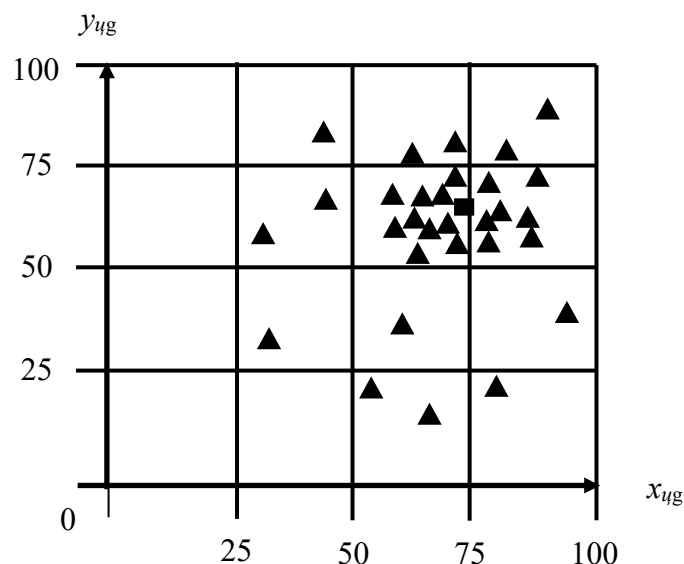


Рис. 13. Гистограмма распределения координат претендентов на центр агрегированного блока:
▲ – координаты претендентов на центр блока по результатам анализа критерия (9);
■ – координата центра блока, определенная по формулам (13) и (15)

Fig. 13. Histogram of the distribution of coordinates of candidates for the center of the aggregated blob:
▲ – coordinates of candidates for the center of the blob based on the results of the analysis of criterion (9); ■ – coordinate of the center of the blob, determined by formulas (13) and (15)

Чтобы определить координаты центра агрегированного блока (на рис. 13 он отмечен символом ■) необходимо выполнить следующие процедуры:

1) определить на снимке координаты трех особых точек для агрегированного блока;

2) определить на снимке координаты центра блока;

3) определить координаты на местности особых точек агрегированного блока и его центра [см. формула (15)];

4) получить следующий снимок из видеопотока, на котором еще виден агрегированный блок предыдущего снимка;

5) определить на текущем снимке координаты и центр агрегированного блока [см. формула (14)].

Координаты особых точек агрегированного блока, помеченные на гистограмме символом ▲, вычислялись согласно алгоритму, схема которого представлена на рисунке 11.

1. Для поиска особых точек типа блоб на снимках, полученных с бортового фотовидеорегастратора БПЛА, предложен метод трансформации исходного изображения в изображение критериев, после пороговой обработки которого получают координаты блобов.

2. Разработан метод трансформации исходного изображения в изображение критериев, заключающийся в определении корреляционных изображений, число которых соответствует числу пикселей в исходном изображении. Корреляционное изображение определяется

для каждого текущего пикселя исходного изображения путем его свертки с ядром, с центром в текущем пикселе исходного изображения и весами, определяемыми пикселями исходного изображения, попавшими в ядро. Для каждого корреляционного изображения определяется скалярный критерий, который определяет величину пикселя изображения критериев в координате, определяемой индексом корреляционного изображения, на основе которого получен этот критерий.

3. Предложен скалярный критерий идентификации блоба, позволяющий определять координаты особой точки на снимках, полученных с бортового фотовидеорегастратора БПЛА.

4. Для повышения точности определения координат блобов на снимках, полученных с бортового фотовидеорегастратора БПЛА, предложено формировать агрегированный блоб из трех особых точек, являющихся координатами вершин треугольника.

5. Предложен алгоритм двухступенчатой идентификации координат агрегированного блоба, на первой ступени которого определяются координаты особых точек, наиболее близкие координатам вершин агрегированного блоба, а на второй ступени определяются координаты вершин треугольника, центр тяжести которого наиболее близок к центру тяжести агрегированного блоба.

6. В среде Матлаб осуществлено моделирование предложенных алгоритмов поиска особых точек. Алгоритмы

показали свою работоспособность при высоком уровне помех, моделируемых на изображении посредством гауссова шума, и помех, связанных с отклонением БПЛА от заданного курса.

Выводы

1. Наличие теней на изображении упрощает процесс обработки изображений и не требует сложных операторов, таких как первые и вторые производные Гауссиана, для выделения блоков на изображении.

2. Формирование агрегированного блока позволяет повысить точность определения его координат, а также дает возможность фиксировать отклонение от курса БПЛА на участке двух смежных снимков и вводить соответствующие поправки в инерциальную систему навигации.

3. Использование двухэтапного обнаружения координат агрегированного блока позволяет повысить качество автономной навигационной системы БПЛА.

Список литературы

1. Лунев Е. М. Исследование сходимости нового алгоритма определения навигационных параметров беспилотного летательного аппарата на базе фотоизображения // Труды МАИ. 2011. № 45. С. 46.
2. Автоматические классификаторы сложно структурируемых изображений на основе мультиметодных технологий многокритериального выбора / М. В. Дюдин, И. В. Зуев, С. А. Филист, С. М. Чудинов // Вопросы радиоэлектроники. 2015. № 1. С. 130–140.
3. Automated system for classifying images of video streams for timely detection of fires / S. M. Filist, Riad Taha Al-Kasasbeh, R. A. Tomakova, Osama M. Al-Hababbeh, A'kif Al-Fugara, O. Shatalova, N. A. Korenevskiy, I. N. Gorbachev, A. Shaqadan, M. Ilyash // International Journal of Remote Sensing. 2024. Vol. 45, P. 8157–8180. <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2398818>
4. Khan A., Gupta S., Gupta S. K. Multi-hazard disaster studies: Monitoring, detection, recovery, and management, based on emerging technologies and optimal techniques // International Journal of Disaster Risk Reduction. 2020. N 47(4). P.101642.
5. Клеточные процессоры в классификаторах многоканальных изображений / С. А. Филист, Р. А. Томакова, А. Н. Брежнева, И. А. Малютина, В. А. Алексеев // Радиопромышленность. 2019. Т. 29, № 1. С. 45–52.
6. Горитов А. Н., Бодрухин А. А. Сравнение методов выделения особых точек объектов на изображениях рабочей сцены робота-манипулятора // Доклады ТУСУР. 2019. Т. 22, № 3. С. 61–66.
7. Андриянов Н. А., Дементьев В. Е., Ташлинский А. Г. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана – Пирсона к детекторам на базе

нейронных сетей EfficientDet // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46, № 1. С. 139–159. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-922>

8. Метод каскадной сегментации рентгенограмм молочной железы / С. А. Филист, А. Р. Дабагов, Р. А. Томакова, И. А. Малютина, Д. С. Кондрашов // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2019. Т. 9, № 1. С. 49–61.

9. Зубов И. Г. Метод автоматического определения ключевых точек объекта на изображении // Известия вузов России. Радиоэлектроника. 2020. Т. 23, № 6. С. 6–16. <https://doi.org/10.32603/1993-8985-2020-23-6-6-16>

10. Kumar A. SURF feature descriptor for image analysis // Imaging and Radiation Research. 2023. Vol. 6, is. 1. P. 5643. <https://doi.org/10.24294/irr.v6i1.5643>

11. David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. N 60 (2). P. 91–110.

12. Метод классификации сложнотруктурируемых изображений на основе самоорганизующихся нейросетевых структур / С. А. Филист, Р. А. Томакова, О. В. Шаталова, А. А. Кузьмин, К. Д. А. Кассим // Радиопромышленность. 2016. № 4. С. 57–65.

13. Hui Kong, Hatice Cinar Akakin, Sanjay E. Sarma. A Generalized Laplacian of Gaussian Filter for Blob Detection and Its Applications // IEEE Transactions on Cybernetics. 2013. Vol. 43 (6). P. 1719–1733.

14. Многослойные морфологические операторы для сегментации сложнотруктурируемых растровых полутоновых изображений / С. А. Филист, А. Р. Дабагов, Р. А. Томакова, И. А. Малютина, Д. С. Кондрашов // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2019. Т. 9, № 3. С. 44–63.

15. Lindeberg T., Garding J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure // Image Vis. Comput. 1997. Vol. 15, N 6. P. 415–434.

16. Денисов А. А., Новиков А. И. Анализ методов детектирования, описания и сопоставления ключевых точек изображений // Вестник РГРТУ. 2024. № 89. С. 104–116. <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2024-89-104-116>

17. D2-Net: A Trainable CNN for Joint Description and Detection of Local Features / M. Dusmanu, I. Rocco, T. Pajdla, M. Pollefeys, J. Sivic, A. Torii, T. Sattler. URL: <https://arXiv:1905.03561v1> (дата обращения: 17.12.2024).

18. An unmanned aerial vehicle autonomous flight trajectory planning method and algorithm for the early detection of the ignition source during fire monitoring, International / S. Filist, R. T. Al-Kasasbeh, R. A. Tomakova, A'kif Al-Fugara, O. M. Al-Habahbeh, O. Shatalova, N. A. Korenevskiy, I. N. Gorbachev, A. Shaqadan, M. Ilyash // Journal of Remote Sensing. 2024. N 45(12). P. 4178–4197. <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2358451>

19. Краснобаев Е. А., Чистобаев Д. В., Малышев А. Л. Сравнение бинарных дескрипторов особых точек изображений в условиях искажений // Компьютерная оптика. 2019. Т. 43, № 3. С. 434–445. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2019-43-3-434-445>
20. Михайлов А. П., Чибуничев А. Г. Фотограмметрия / под общей редакцией А. Г. Чибуничева. М.: Издательство МИИГАиК, 2016. 294 с.
21. Автоматизированная система для классификации снимков видеопотоков / С. А. Филист, М. В. Шевцов, В. А. Белозеров, Д. С. Кондрашов, И. Н. Горбачев, Н. А. Корсунский // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2021. Т. 11, № 4. С. 85–105.

References

1. Lunev E.M. Convergence study of a new algorithm for determining navigation parameters of an unmanned aerial vehicle based on a photographic image. *Trudy MAI = Proceedings of MAI*. 2011;(45):46. (In Russ.)
2. Dyudin M.V., Zuev I.V., Filist S.A., Chudinov S.M. Automatic classifiers of complex structured images based on multimethod technologies of multicriteria selection. *Voprosy radioelektroniki = Issues of Radio Electronics*. 2015;(1):130–140. (In Russ.)
3. Filist S.M., Riad Taha Al-Kasasbeh, Tomakova R.A., Osama M. Al-Hababbeh, A'kif Al-Fugara, Shatalova O., Korenevsky N.A., Gorbachev I.N., Ashraf Shaqadan, Ilyash M. Automated system for classifying images of video streams for timely detection of fires. *International Journal of Remote Sensing*. 2024;45:8157–8180. <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2398818>
4. Khan A., Gupta S., Gupta S.K. Multi-hazard disaster studies: Monitoring, detection, recovery, and management, based on emerging technologies and optimal techniques. *International Journal of Disaster Risk Reduction*. 2020;(47):101642.
5. Filist S.A., Tomakova R.A., Brezhneva A.N., Malyutina I.A., Alekseev V.A. Cellular processors in multichannel image classifiers. *Radiopromyshlennost' = Radio Industry*. 2019; 29(1):45–52. (In Russ.)
6. Goritov A.N., Bodrukhin A.A. Comparison of methods for selecting special points of objects in images of the working stage of a robot manipulator. *Doklady TUSUR = Reports of TUSUR*. 2019;22(3):61–66. (In Russ.)
7. Andrianov N.A., Dementiev V.E., Tashlinsky A.G. Detection of objects in the image: from criteria Bayes and Neiman – Pearson on detectors based on EfficientDet neural. *Komp'yuternaya optika = Computer Optics*. 2022;46(1):139–159. (In Russ.) <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-922>
8. Filist S.A., Dabagov A.R., Tomakova R.A., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. Cascade segmentation method of breast radiographs. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie =*

Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering. 2019;9(1):49–61. (In Russ.)

9. Zubov I.G. Method of automatic detection of key points of an object in an image. *Izvestiya vuzov. Elektronika = Proceedings of Universities. Electronics*. 2020; 23(6):6–16. (In Russ.) <https://doi.org/10.32603/1993-8985-2020-23-6-6-16>

10. Kumar A. SURF feature descriptor for image analysis. *Imaging and Radiation Research*. 2023; 6:5643. (In Russ.) <https://doi.org/10.24294/irr.v6i1.5643>

11. David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*. 2004;(60):91–110.

12. Filist S.A., Tomakova R.A., Shatalova O.V., Kuzmin A.A., Kassim K.D.A. Method of classification of complex structured images based on self-organizing neural network structures. *Radiopromyshlennost' = Radio Industry*. 2016;(4):57–65. (In Russ.)

13. Hui Kong, Hatice Cinar Akakin, Sanjay E. Sarma. A Generalized Laplacian of Gaussian Filter for Blob Detection and Its Applications. *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2013;43:1719–1733.

14. Filist S.A., Dabagov A.R., Tomakova R.A., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. Multilayer morphological operators for segmentation of complexly structured raster halftone images. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2019; 9(3):44–63. (In Russ.)

15. Lindeberg T., Garding J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure. *Image Vis. Comput.* 1997;15(6):415–434.

16. Denisov A.A., Novikov A.I. Analysis of methods for detecting, describing and comparing key image points. *Vestnik RGRTU = Bulletin of the Russian State Technical University*. 2024;(89):104–116. (In Russ.) <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2024-89-104-116>

17. D2-Net: A Trainable CNN for Joint Description and Detection of Local Features / M. Dusmanu, I. Rocco, T. Pajdla, M. Pollefeys, J. Sivic, A. Torii, T. Sattler. URL: <https://arXiv:1905.03561v1> (accessed 17.12.2024).

18. Filist S., Al-Kasasbeh R.T., Tomakova R.A., A'kif Al-Fugara, Al-Hababbeh O.M., Shatalova O., Korenevsky N.A., Gorbachev I.N., Shaqadan A., Ilyash M. An unmanned aerial vehicle autonomous flight trajectory planning method and algorithm for the early detection of the ignition source during fire monitoring, International. *Journal of Remote Sensing*. 2024;(45):4178–4197. <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2358451>

19. Krasnobaev E.A., Chistobaev D.V., Malyshev A.L. Comparison of binary descriptors of singular image points under distortion conditions. *Computer Optics*. 2019;43(3):434–445. (In Russ.) <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2019-43-3-434-445>

20. Mikhailov A.P., Chibunichev A.G. Photogrammetry. Moscow: Izdatel'stvo MII Gaik; 2016. 294 p. (In Russ.)

21. Filist S.A., Shevtsov M.V., Belozerov V.A., Kondrashov D.S., Gorbachev I.N., Korsunsky N.A. An automated system for classifying images of video streams. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie* = *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2021;11(4):85–105. (In Russ.)

Информация об авторах / Information about the Authors

Горбачев Игорь Николаевич, аспирант
кафедры биомедицинской инженерии,
Юго-Западный государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: Gorbachev.agps@yandex.ru

Igor N. Gorbachev, Post-Graduate Student, Department of Biomedical Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation,
e-mail: Gorbachev.agps@yandex.ru

Томакова Римма Александровна, доктор
технических наук, профессор, профессор
кафедры программной инженерии,
Юго-Западный государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: rtomakova@mail.ru,
Researcher ID: O-6164-2015,
ORCID: 0000-0003-152-4714

Rimma A. Tomakova, Doctor of Sciences
(Engineering), Professor, Professor
of the Department of Software Engineering,
Southwest State University,
Kursk, Russian Federation,
e-mail: rtomakova@mail.ru,
Researcher ID: O-6164-2015,
ORCID: 0000-0003-152-4714

Коробков Сергей Васильевич, аспирант
кафедры биомедицинской инженерии,
Юго-Западный государственный университет,
г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: s.v.korobkov@gmail.com,
ORCID: 0009-0007-1910-9259

Sergey V. Korobkov, Post-Graduate Student
of the Department of Biomedical Engineering,
Southwest State University,
Kursk, Russian Federation,
e-mail: s.v.korobkov@gmail.com,
ORCID: 0009-0007-1910-9259